

Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)
Volume 09, No. 1 (2020), hal 145 – 152.

PEMODELAN DAN PERAMALAN VOLATILITAS SAHAM MENGGUNAKAN MODEL *INTEGRATED GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSCEDASTICITY*

Megawati, Shantika Martha, Dadan Kusnandar

INTISARI

Heteroskedastisitas pada sebagian besar data deret waktu ekonomi dan keuangan dapat diselesaikan dengan model ARCH/GARCH. Namun dalam penerapannya model ARCH/GARCH memiliki beberapa kelemahan, diantaranya adalah ketidakmampuannya untuk melihat transisi atau perubahan perilaku antara volatilitas rendah dan volatilitas tinggi. Oleh karena itu, model ARCH/GARCH tersebut dimodifikasi menggunakan model integrated generalized autoregressive conditional heteroscedasticity (IGARCH). Pada model IGARCH, stasioneritas terpenuhi apabila memenuhi syarat jumlah koefisien semua parameter sama dengan satu. Pemodelan dilakukan dengan membentuk ARIMA sebagai mean model, dilanjutkan dengan memodelkan ARCH/GARCH dan selanjutnya adalah dengan memodelkan varians bersyarat IGARCH dengan jumlah koefisien parameter sama dengan satu. Data yang digunakan adalah data mingguan harga saham S&P 500 dari 19 September 2011 sampai 10 Juni 2019. Model peramalan volatilitas saham yang diperoleh adalah IGARCH(2,1) dengan nilai MAPE sebesar 19,44%. Hasil peramalan untuk 5 minggu ke depan menunjukkan bahwa volatilitas harga saham mengalami penurunan.

Kata Kunci: Varians Bersyarat, Heteroskedastisitas, IGARCH

PENDAHULUAN

Deret waktu merupakan serangkaian pengamatan objek berdasarkan urutan waktu. Data penelitian yang digunakan tergantung oleh waktu, sehingga terdapat korelasi antara data atau kejadian saat ini dengan data dari periode sebelumnya [1]. Data finansial seperti indeks harga saham, suku bunga, dan kurs mata uang pada umumnya merupakan data deret waktu yang diterbitkan setiap harian, mingguan, bulanan, dan tahunan. Data deret waktu tentang ekonomi dan keuangan memiliki fluktuasi yang sangat besar dan tidak tetap. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu model deret waktu yang dapat memodelkan sebagian besar data ekonomi dan keuangan yang memiliki heteroskedastisitas.

Model ARCH/GARCH dapat digunakan untuk menjelaskan volatilitas dari residual selain rata-rata umum seperti model ARIMA, regresi, dan model ekonometrika lainnya. Volatilitas merupakan nilai varians dari perubahan data yang sering dinyatakan dengan simpangan baku bersyarat atau akar dari varians bersyarat suatu deret waktu [2]. ARCH/GARCH merupakan model deret waktu yang dapat menjelaskan heteroskedastisitas pada data. Akan tetapi, model ARCH/GARCH tidak selalu dapat menangkap secara penuh adanya akar unit dalam data.

Proses IGARCH menjadi salah satu metode statistik yang cukup memadai bagi sebagian besar deret waktu keuangan. IGARCH adalah tipe khusus dari model GARCH yang cukup efektif digunakan karena sebagian besar model data deret waktu keuangan memiliki koefisien varians yang jumlahnya sama dengan satu. Oleh karena itu dilakukan peramalan volatilitas saham S&P 500 untuk beberapa minggu berikutnya dengan pemodelan IGARCH.

Tujuan penelitian ini adalah menentukan model volatilitas dan menghitung peramalan berdasarkan estimasi volatilitas pada data harga saham S&P 500 yang telah dimodelkan dalam model IGARCH. Data yang digunakan adalah data mingguan saham S&P 500 dari tanggal 19 September 2011 sampai dengan 10 Juni 2019. Data yang diolah merupakan *return* saham. *Return* saham diuji stasioneritas dan dimodelkan dalam model ARIMA. Kemudian residual model ARIMA yang terbaik diuji untuk melihat adanya heteroskedastisitas dengan menggunakan uji *lagrange multiplier* (ARCH-LM).

Apabila terdapat heteroskedastisitas maka *return* saham dimodelkan ke dalam model GARCH. Jika koefisien parameter sama dengan satu, maka dilakukan pemodelan dengan model IGARCH. Model terbaik adalah model dengan nilai AIC terkecil dan akan digunakan dalam peramalan volatilitas harga saham S&P 500.

ANALISIS DERET WAKTU

Dalam pemodelan deret waktu sering ditemukan data dengan kondisi tidak stasioner dalam rata-rata, sehingga diperlukan suatu cara untuk menstasionerkan data yaitu dengan cara *differencing*. Secara umum, *differencing* orde ke- d dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Z_t^d = (1 - B)^d Z_t \quad (1)$$

dimana Z_t^d merupakan data pada waktu ke- t setelah *differencing*, $(1 - B)^d$ merupakan *differencing* orde ke- d dan Z_t merupakan data pada waktu ke- t .

Dalam pemodelan deret waktu sering juga ditemukan data dengan kondisi tidak stasioner dalam varians. Untuk menstasionerkan data yang tidak stasioner dalam varians dapat dilakukan dengan transformasi data. Salah satu transformasi yang dapat digunakan adalah transformasi Box-Cox. Transformasi Box-Cox adalah transformasi pangkat pada respon dengan bentuk transformasi sebagai berikut [3]:

$$T[Z_t] = Z_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2)$$

dimana λ merupakan parameter transformasi.

RETURN DAN VOLATILITAS SAHAM

Return merupakan hasil yang diperoleh dari suatu investasi. *Return* saham dibedakan menjadi dua yaitu *return* realisasi dan *return* ekspektasi. *Return* realisasi yaitu *return* yang telah terjadi. *Return* ekspektasi adalah *return* yang diharapkan akan diperoleh oleh investor di masa mendatang. *Return* harga saham dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$r_t = \ln \left(\frac{S_t}{S_{t-1}} \right) \quad (3)$$

dengan r_t adalah *return* saham, S_t adalah harga saham pada periode t dan S_{t-1} adalah harga saham pada periode $t-1$.

Volatilitas merupakan pengukuran statistik untuk fluktuasi saham selama periode tertentu [4]. Secara umum volatilitas di pasar keuangan mencerminkan tingkat risiko yang dihadapi investor karena menggambarkan fluktuasi pergerakan harga saham dan ketidakpastian yang dimiliki investor. Hal ini menyebabkan minat investor untuk berinvestasi menjadi tidak stabil. Pada saat penurunan yang besar pada harga saham maka terjadi peningkatan yang signifikan pada volatilitas.

PENDETEKSIAN ARCH EFFECT

Untuk mendeteksi adanya efek ARCH, uji yang digunakan adalah uji *Lagrange Multiplier*. Efek ARCH untuk menguji apakah terdapat hubungan antar kuadrat residual e_t^2 . Uji ini sama halnya dengan meregresikan kuadrat sisaan ke- t sampai ke- $t-q$ (q = lag maksimum) dengan rumus sebagai berikut:

$$e_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 \quad (4)$$

Selanjutnya digunakan uji LM dengan hipotesis dan statistik uji:

$$H_0 : \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_q = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \alpha_q \neq 0$$

Statistik uji:

$$LM = nR^2$$

dimana n adalah banyaknya pengamatan, R^2 adalah koefisien determinasi dari regresi antara kuadrat sisaan ke- t dengan kuadrat sisaan ke- $t-q$.

Apabila $LM > \chi^2_{\alpha/2, k}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ maka H_0 ditolak artinya dalam kuadrat sisaan tersebut terdapat efek ARCH. Sebaliknya $LM < \chi^2_{\alpha/2, k}$ atau $p\text{-value} > \alpha$ maka H_0 diterima yang berarti dalam kuadrat sisaan tidak terdapat efek ARCH [5].

PEMILIHAN MODEL TERBAIK

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan menghitung nilai AIC (*Akaike Information Criterion*), dengan rumus:

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}_\alpha^2) + 2m \quad (5)$$

dengan n adalah banyaknya pengamatan, $\hat{\sigma}_\alpha^2$ adalah penduga varians residual, m adalah banyaknya parameter yang diduga dalam model. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil.

MODEL GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (GARCH)

Model GARCH dikemukakan oleh Bollerslev pada tahun 1986 yang merupakan generalisasi dari model ARCH, yang dikenal dengan *generalized autoregressive conditional heteroskedasticity* (GARCH). Pada model GARCH, varians residual σ_t^2 tidak hanya dipengaruhi oleh residual periode lalu e_{t-1}^2 tetapi juga varians residual periode lalu σ_{t-1}^2 . Bentuk umum model GARCH (p, q) [2]:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (6)$$

Koefisien-koefisien dari model GARCH (p, q) bersifat $\alpha_0 > 0$, $\alpha_i \geq 0$, $\beta_j \geq 0$ dan $\sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^q (\alpha_i + \beta_j) < 1$ agar model bersifat stasioner. Dengan σ_t^2 adalah varians dari residual pada waktu ke- t , α_0 adalah konstanta, α_i adalah parameter dari ARCH, β_j adalah parameter dari GARCH, e_{t-i}^2 adalah kuadrat residual pada waktu ke- $t-i$, dan σ_{t-j}^2 adalah varians residual pada waktu ke- $t-j$.

MODEL INTEGRATED GENERALIZED AUTOREGRESSIVE CONDITIONAL HETEROSKEDASTICITY (IGARCH)

Integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity (IGARCH) digunakan apabila dalam model GARCH terdapat akar unit yang dapat mengakibatkan ketidakstasioneran. IGARCH memiliki solusi stasioner untuk varians yang tak hingga. Sehingga IGARCH dapat digunakan apabila dalam data yang digunakan untuk peramalan mengalami permasalahan dalam hal kestasioneran, yaitu ketika jumlah koefisien GARCH sama dengan satu. Pemodelan IGARCH sebagai berikut [6]:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (7)$$

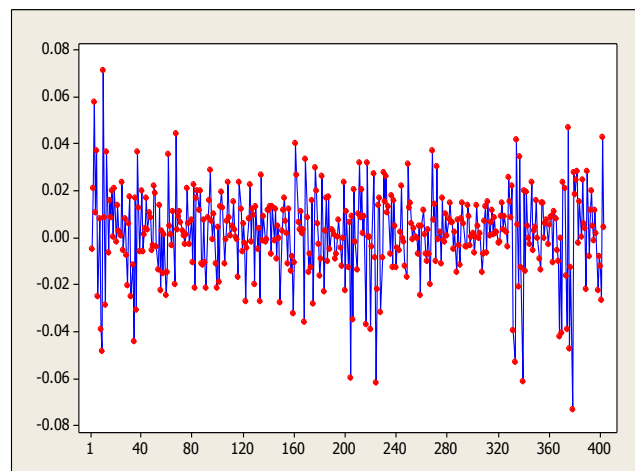
dengan,

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1 \quad (8)$$

Parameter yang akan diestimasi adalah α_i dan β_j . Jumlah parameter α_i dan β_j sama dengan satu merupakan syarat yang menunjukkan bahwa parameter yang akan diestimasi memiliki masalah ketidakstasioneran.

IDENTIFIKASI DATA

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan *return* harga saham S&P 500 mingguan dari 19 September 2011 sampai dengan 10 Juni 2019 sebanyak 403 observasi. *Plot* data *return* harga saham S&P 500 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Plot Return Harga Saham S&P 500

Gambar 1 menunjukkan pola data memiliki rata-rata dan varians konstan, maka dapat disimpulkan data *return* harga saham S&P 500 stasioner. Kestasioneran data dapat diduga melalui *unit root test* dengan metode *augmented dickey fuller* (ADF). Data dapat dikatakan stasioner jika $p - value < 0,05$. Tabel 1 menyajikan hasil uji stasioner untuk *return* harga saham S&P 500.

Tabel 1 Uji Stasioneritas Augmented Dickey Fuller

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2,257468	0,0000
Test critical values:		
1% level	-3,446402	
5% level	-2,868511	
10% level	-2,570549	

Pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa nilai probabilitas pada uji ADF sebesar 0,0000, nilai tersebut kurang dari taraf signifikan 5%. Selain itu, nilai *t-statistic* pada uji ADF yang nilainya lebih dari nilai kritis pada taraf 1%, 5%, dan 10%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data *return* harga saham S&P 500 sudah stasioner. Dari hasil ACF dan PACF dapat ditentukan model rata-rata dari data *return* saham. Gambar 2 menyajikan ACF dan PACF dari *return* saham.

Date: 07/24/19 Time: 20:41						
Sample: 9/19/2011 6/10/2019						
Included observations: 403						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.120	-0.120	5.8810	0.015
		2	-0.005	-0.020	5.8917	0.053
		3	-0.051	-0.055	6.9591	0.073
		4	0.011	-0.002	7.0096	0.135
		5	-0.079	-0.081	9.5562	0.089
		6	0.016	-0.006	9.6648	0.139
		7	-0.060	-0.063	11.136	0.133
		8	0.041	0.018	11.815	0.160
		9	-0.016	-0.012	11.923	0.218
		10	-0.025	-0.041	12.180	0.273
		11	-0.004	-0.010	12.189	0.350
		12	-0.005	-0.020	12.199	0.430
		13	-0.054	-0.058	13.435	0.415
		14	-0.025	-0.048	13.690	0.473
		15	-0.019	-0.035	13.834	0.538
		16	-0.006	-0.026	13.851	0.610

 Gambar 2 ACF dan PACF dari *Return* Saham

Nilai AC yang berada di luar selang kepercayaan adalah lag 1 dan nilai PAC yang berada di luar selang kepercayaan adalah lag 1 dengan selang kepercayaan $\pm 1,96\sqrt{1/403}$ yaitu $\pm 0,097634554$. Jadi terdapat 3 model yang diuji untuk melihat model terbaik yaitu AR(1), MA(1), dan ARMA(1,1). Berdasarkan hasil pengujian ketiga model ARIMA, diperoleh model terbaik MA(1) dengan nilai SIC (*Schwarz Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) terkecil dibandingkan model lain ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Pemilihan Model ARIMA

Model	Uji Signifikan Parameter	SIC	BIC
AR(1)	Signifikan	-5,155015	-8,003
MA(1)	Signifikan	-5,155596	-8,004
ARMA(1,1)	Signifikan	-5,149234	-7,994

Setelah diperoleh model MA(1), selanjutnya diuji apakah terdapat efek heteroskedastisitas. Heteroskedastisitas pada *return* saham dapat dilihat dengan uji ARCH-*Lagrange Multiplier*. Hasil uji ARCH-LM dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Uji ARCH Effect

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-Statistic	10,27832	Prob. F(1,400)	0,0015
Obs*R-squared	10,07093	Prob. Chi-Square(1)	0,0015

Pada Tabel 3 diperoleh nilai probabilitas *chi-square* sebesar 0,0015 yang berarti kurang dari taraf signifikan 5% sehingga terdapat efek heteroskedastisitas atau terdapat efek ARCH. Jika residual model MA(1) memiliki heteroskedastisitas maka selanjutnya dilakukan estimasi parameter model GARCH. Model GARCH dan IGARCH memiliki orde p dan q dibatasi sampai batas ≤ 2 . Hasil uji signifikansi parameter model GARCH disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4 Uji Signifikansi Parameter Model GARCH

No	Model	Signifikansi Parameter GARCH	AIC
1	GARCH(1,1)	Signifikan	-5,336061
2	GARCH(1,2)	Signifikan	-5,348981
3	GARCH(2,1)	Tidak Signifikan	-5,334494
4	GARCH(2,2)	Tidak Signifikan	-5,335749

Berdasarkan Tabel 4 diketahui parameter GARCH(1,2) menunjukkan parameter yang signifikan dan memiliki nilai AIC yang paling kecil dibandingkan dengan model lain. Estimasi parameter model GARCH(1,2) dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Estimasi Parameter GARCH(1,2)

Model	Parameter	Estimasi Parameter	<i>p-value</i>	AIC
GARCH(1,2)	θ_1	-0,131355	0,0092	-5,348981
	C	0,0000173	0,0000	
	α_1	0,103132	0,0001	
	β_1	1,425150	0,0000	
	β_2	-0,577480	0,0000	

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa parameter GARCH(1,2) signifikan karena nilai $p - value < 0,05$. Koefisien dari $\alpha_1 + \beta_1 + \beta_2 = 1$ menunjukkan bahwa pada model GARCH(1,2) terdapat akar unit. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemodelan dengan menggunakan IGARCH (p, q).

PEMODELAN IGARCH

Identifikasi model IGARCH (p, q) sama halnya dengan identifikasi GARCH (p, q), tetapi perbedaan utama antara IGARCH dan GARCH adalah pada model IGARCH jumlah koefisien antara ARCH dan GARCH sama dengan satu atau mendekati satu. Pada penelitian ini digunakan IGARCH berorde 1 sampai berorde 2. Uji signifikansi parameter model IGARCH dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6 Uji Signifikansi Parameter Model IGARCH

No	Model	Signifikansi Parameter IGARCH	AIC
1	IGARCH(1,1)	Signifikan	-5,264182
2	IGARCH(1,2)	Tidak Signifikan	-5,261043
3	IGARCH(2,1)	Signifikan	-5,267193
4	IGARCH(2,2)	Tidak Signifikan	-5,255602

Berdasarkan Tabel 6 model IGARCH yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu model IGARCH(2,1). Estimasi parameter model IGARCH(2,1) dapat dilihat pada Tabel 7.

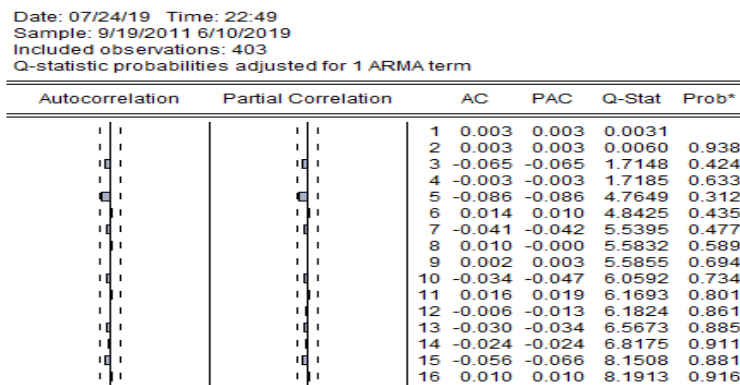
Tabel 7 Estimasi Parameter IGARCH(2,1)

Model	Parameter	Estimasi Parameter	<i>p-value</i>	AIC
IGARCH(2,1)	θ_1	-0,101683	0,0171	-5,267193
	C	0,002482	0,0000	
	α_1	0,177588	0,0000	
	α_2	-0,105824	0,0091	
	β_1	0,928235	0,0000	

Berdasarkan Tabel 7 diketahui bahwa semua parameter pada model IGARCH(2,1) signifikan karena nilai $p - value$ kurang dari taraf signifikan 5%.

UJI KELAYAKAN MODEL

Model yang layak digunakan adalah model yang memiliki *white noise*. Model IGARCH(2,1) yang memenuhi *white noise* adalah model yang tidak memiliki korelasi pada residual. Hasil uji kebebasan residual dapat dilihat pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat hasil ACF dan PACF pada model IGARCH(2,1) ternyata tidak ada lag yang melewati garis. Selain itu nilai probabilitas $> \alpha$, maka terdapat *white noise* sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat korelasi residual model IGARCH(2,1) sehingga model IGARCH(2,1) layak digunakan.



Gambar 3 Correlogram Residual Model IGARCH(2,1)

Pengujian ARCH *effect* dilakukan kembali untuk memastikan bahwa sudah tidak ada lagi efek ARCH pada data. Hasil uji ARCH *effect* dapat dilihat pada Tabel 8. Berdasarkan Tabel 8 diperoleh nilai probabilitas *chi-square* lebih besar dari taraf signifikan 5%, sehingga dapat disimpulkan bahwa model IGARCH(2,1) sudah tidak memiliki efek ARCH.

Tabel 8 Uji ARCH Effect Model Terbaik

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-Statistic	0,039777	Prob. F(1,400)	0,8420
Obs*R-squared	0,039972	Prob. Chi-Square(1)	0,8415

PERAMALAN

Model IGARCH(2,1) dapat digunakan untuk meramalkan volatilitas harga saham S&P 500 untuk beberapa minggu berikutnya. Hasil peramalan untuk 5 minggu ke depan dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9 Hasil Peramalan

Tanggal	Volatilitas Harga Saham S&P 500
17 Juni 2019	0,000245
24 Juni 2019	0,000202
1 Juli 2019	0,000166
8 Juli 2019	0,000136
15 Juli 2019	0,000112

Berdasarkan Tabel 9 hasil peramalan volatilitas harga saham S&P 500 menggunakan model IGARCH untuk 5 minggu ke depan mengalami penurunan dari periode pertama sampai dengan periode ke lima. Penurunan volatilitas yang terus menerus menunjukkan pasar saham semakin stabil.

KESIMPULAN

1. Model IGARCH terbaik untuk data harga saham S&P 500 periode 19 September 2011 sampai 10 Juni 2019 adalah IGARCH(2,1) dengan persamaan matematis sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0,002482 + 0,177588e_{t-1}^2 - 0,105824e_{t-2}^2 + 0,928235\sigma_{t-1}^2$$

2. Hasil peramalan volatilitas harga saham S&P 500 menggunakan model IGARCH(2,1) untuk 5 minggu kedepan mengalami penurunan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Wei, W. W. S. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Method*. Canada: Addison Wesley Published Company;2006.
- [2]. Tsay, R. S. *Analysis of Financial Time Series*. Canada: John Wiley and Sons, Inc;2002.
- [3]. Cryer, J. D. dan Chan, K. S. *Time Series Analysis with Applications in R*. Second Edition. New York: Springer-Verlag;2008.
- [4]. Firmansyah. *Analisis Volatilitas Harga Kopi Internasional*. Jakarta: Usahawan;2006.
- [5]. Rosadi, D. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: Andi Offset;2012.
- [6]. Ali, G. EGARCH, GJR-GARCH, TGARCH, AVGARCH, NGARCH, IGARCH and APARCH Models for Pathogens at Marine Recreational Sites. *Journal of Statistical and Econometric Methods*. 2013;2(3):57-73.

MEGAWATI	:	Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak mega09@student.untan.ac.id
SHANTIKA MARTHA	:	Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak shantika.martha@math.untan.ac.id
DADAN KUSNANDAR	:	Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak dkusnand@untan.ac.id
